

Diagnóstico de fallas mediante observadores por modos deslizantes: aplicado a un reactor biodiésel

D. Cortez de los Santos * H. Hernández de León *
B. López Zapata **

* Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, Carretera Panamericana
Km. 1080, Col. Terán,
(e-mail: denisse.cortez@ittuxtlagutierrez.edu.mx)
(e-mail: hhernandezd@ittg.edu.mx)

** Universidad de Ciencias y Artes de Chiapas, Libramiento Norte
Poniente No. 1150, Col. Lajas Maciel en Tuxtla Gutiérrez Chiapas.
(e-mail: betty.lopez@unicach.mx)

Resumen: El presente trabajo desarrolla un esquema de diagnóstico de fallas en los sensores de un reactor batch. Primero se representa el modelo del reactor empleando el enfoque multimodelos Takagi-Sugeno (TS). Después se calculan las ganancias para el observador en modos deslizantes que nos permite estimar los estados del sistema. Finalmente, empleando el esquema GOS (Generalized observer scheme) se generan los residuos para la detección de las fallas.

Keywords: Detección y aislamiento de fallas, Procesos biotecnológicos, Takagi-Sugeno, esquema GOS, modos deslizantes.

1. INTRODUCCIÓN

Una de las principales causas del deterioro ambiental es la quema de combustibles fósiles. A nivel mundial, casi el 70 % del total de estas emisiones tienen que ver con usos energéticos. Además, este recurso natural es una fuente energética no renovable (Espino-Román et al., 2015).

Por esta razón, existe interés en el desarrollo de fuentes de combustible alternativas y más limpias, entre ellas destacan: alcoholes, gas natural, hidrógeno y biodiésel, (Juan et al., 2016).

El biodiésel es un combustible líquido producido a partir de materias renovables, como los aceites vegetales o grasas animales.

En este artículo, se presenta el diagnóstico de fallas aplicado a los sensores de un reactor batch empleado para producir biodiésel, en este bioproceso es importante asegurar una operación exitosa, por ejemplo sensores defectuosos causarían degradación del rendimiento del proceso (baja calidad del producto, contaminación ambiental, daño en los equipos), o incluso accidentes mortales, las técnicas de detección de fallas evitan estas consecuencias indeseables.

Los enfoques de diagnóstico y detección de fallas existentes para procesos químicos se clasifican en métodos basados en modelos y en datos.

La aplicación de los métodos basados en modelos es por lo general complicado, debido a las dinámicas no lineales de los procesos químicos en reactores batch (Ortega et al., 2015). Los sistemas Takagi-Sugeno permiten capturar las no linealidades mediante un conjunto de modelos locales, cada uno caracteriza el comportamiento del sistema en una zona de operación particular (Gomez-Peñate et al., 2017).

Algunos investigadores han centrado su trabajo en el uso del método basado en datos para realizar el diagnóstico de fallas (Benkouider et al., 2012) utilizó filtro de Kalman extendido para estimar una variable y redes neuronales para el diagnóstico en reactores batch y semibatch.

La contribución de este trabajo es el diseño de un esquema de detección y diagnóstico de fallas aplicado al modelo de un reactor batch utilizado para producir biodiésel basado en observadores difusos por modos deslizantes para detectar y aislar fallas en los sensores, es importante destacar que no se ha reportado ningún trabajo de este tipo en la literatura.

2. MODELO TAKAGI-SUGENO

El modelo dinámico del reactor está representado por las siguientes ecuaciones (Noureddini, 1997):

$$\dot{x}_1 = -k_1x_1x_5 + k_2x_2x_4 \quad (1)$$

$$\dot{x}_2 = k_1x_1x_5 - k_2x_2x_4 - k_3x_2x_5 + k_4x_2x_4 \quad (2)$$

$$\dot{x}_3 = k_3x_2x_5 - k_4x_3x_4 - k_5x_3x_5 + k_6x_6x_4 \quad (3)$$

$$\dot{x}_4 = k_1x_1x_5 - k_2x_2x_4 + k_3x_2x_5 - k_4x_3x_4 + k_5x_3x_5 - k_6x_6x_4 \quad (4)$$

$$\dot{x}_5 = -x_4 \quad (5)$$

$$\dot{x}_6 = k_5x_3x_5 - k_6x_6x_4 \quad (6)$$

$$\dot{x}_7 = \frac{P}{V_r\rho C_p} - \frac{h(x_7 - T_A)}{V_r\rho C_p} + \frac{\lambda_1 k_1 x_5 x_1}{\rho C_p} + \frac{\lambda_2 k_3 x_5 x_2}{\rho C_p} + \frac{\lambda_3 k_5 x_5 x_3}{\rho C_p} \quad (7)$$

El nombre de cada término que interviene en el sistema de ecuaciones se aprecia en la tabla 1

Tabla 1. Términos del sistema de ecuaciones

x_1	Concentración de triglicéridos en mol/l
x_2	Concentración de diglicéridos en mol/l
x_3	Concentración de monoglicéridos en mol/l
x_4	Concentración de éster en mol/l
x_5	Concentración de alcohol en mol/l
x_6	Concentración de glicerina en mol/l
x_7	Temperatura en °K
k_i	Constante de velocidad
C_p	Calor específico
ρ	Densidad
V_r	Volumen del reactor
λ_i	Calor de reacción
P	Potencia de la resistencia
h	Entalpía
T_A	Temperatura ambiente

Para encontrar la constante de velocidad de reacción se utiliza la ecuación 8:

$$k_i(t) = \alpha e^{-\epsilon_i/RT} \quad (8)$$

ϵ es la energía de activación (J/mol)

T es la temperatura absoluta (K)

R es la constante universal de los gases (J/K.mol)

α es el factor de frecuencia

El calor de reacción se obtiene con la ecuación 9 .

$$\lambda = \epsilon_F - \epsilon_R \quad (9)$$

donde ϵ_F es la energía de activación hacia adelante y ϵ_R la energía de activación en reverso

Los parámetros cinéticos para obtener la constante de velocidad de reacción se tomaron de (Zapata et al., 2018) y se muestran en la Tabla 2

Tabla 2. Parámetros cinéticos del modelo no lineal

Factor de frecuencia de colisiones	Energía de Activación $\frac{cal}{gmol}$
$\alpha_1 = 1,4669 \times 10^{10}$	$\epsilon_1 = 14700$
$\alpha_2 = 1,1969 \times 10^7$	$\epsilon_2 = 13320$
$\alpha_3 = 6,1393 \times 10^7$	$\epsilon_3 = 11030$
$\alpha_4 = 0$	$\epsilon_4 = 13720$
$\alpha_5 = 6,6461 \times 10^9$	$\epsilon_5 = 15570$
$\alpha_6 = 1,2125 \times 10^5$	$\epsilon_6 = 9510$

El enfoque utilizado para construir el sistema TS es el de sector no lineal, el procedimiento que se siguió para la obtención del modelo TS (Pérez-Estrada et al., 2015) es el siguiente:

Primero se eligen las variables de programación (z_j) que son los elementos no constantes en las matrices y se establecen sus valores máximos y mínimos, las variables elegidas son x_4 y x_5 , y sus valores son: 2,8319 y 0 para x_4 ; 6 y 3,1681 para x_5 .

Para cada z_j , dos funciones de ponderación son calculadas con las ecuaciones 10 y 11:

$$n_0^j(z_j) = \frac{\bar{n}_j - z_j}{\bar{n}_j - n_j} \quad (10)$$

$$n_1^j(z_j) = 1 - n_0^j \quad (11)$$

$j = 1, 2, \dots, p$ donde p es el número de variables de programación

\bar{n}_j es la variable de programación máxima

n_j es la variable de programación mínima

El conjunto difuso corresponde a ambas funciones de ponderación se definen con el dominio donde z_j toma su valor, es decir, los valores máximos y mínimos, estos conjuntos difusos se indican más adelante como Z_j^i donde $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, p$, donde m es el número de reglas dado por la ecuación 12:

$$m = 2^p \quad (12)$$

Como se establecieron dos variables de programación, se tienen 4 reglas para nuestro modelo TS.

Las reglas del sistema TS están construidas de manera que todos los términos z_j se tomen en cuenta, las reglas tienen la forma:

Modelo de regla i

Si z_1 es Z_1^i y... y z_p es Z_p^i entonces

$$\dot{x} = A_i x + B_i u \quad (13)$$

$$y = C_i x. \quad (14)$$

Donde $A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$, y $C_i \in \mathbb{R}^{q \times n}$.

La función de pertenencia de la regla i es generada como el producto de las funciones de ponderación que corresponde a cada conjunto difuso en la regla i

$$w_i(z) = \prod_{j=1}^p w_{ij}(z_j) \quad (15)$$

Donde $w_{ij}(z_j)$ es n_0^j o n_1^j dependiendo de la función de ponderación que es usada en la regla. Gracias a la construcción de las funciones de ponderación se cumplen las ecuaciones 16 y 17:

$$w_i(z) \geq 0 \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^m w_i(z) = 1 \quad (17)$$

Las matrices A_i, B_i, C_i para cada submodelo son construidas sustituyendo la variable de programación por su valor máximo y mínimo.

El modelo Takagi-Sugeno queda expresado:

$$\dot{x} = \sum_{i=1}^m w_i(z)(A_i x(t) + B_i u(t)) \quad (18)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^m w_i C_i x(t) \quad (19)$$

Las funciones de ponderación encontradas para nuestro sistema de acuerdo a las ecuaciones 10 y 11 son:

$$n_0^1(z_j) = \frac{x_{5max} - x_5}{x_{5max} - x_{5min}} \quad (20)$$

$$n_1^1(z_j) = 1 - n_0^1(z_j) \quad (21)$$

$$n_0^2(z_j) = \frac{x_{4max} - x_4}{x_{4max} - x_{4min}} \quad (22)$$

$$n_1^2(z_j) = 1 - n_0^2(z_j) \quad (23)$$

y las funciones de pertenencia.

$$w_1(z) = n_1^1(z_j) \times n_1^2(z_j) \quad (24)$$

$$w_2(z) = n_1^1(z_j) \times n_0^2(z_j) \quad (25)$$

$$w_3(z) = n_0^1(z_j) \times n_1^2(z_j) \quad (26)$$

$$w_4(z) = n_0^1(z_j) \times n_0^2(z_j) \quad (27)$$

Obteniendo así nuestro modelo Takagi-Sugeno, las condiciones iniciales de simulación son $[1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 6 \ 0 \ 323.15]$.

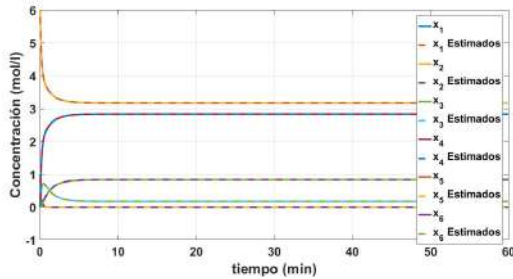


Figura 1. Concentraciones del modelo no lineal vs TS.

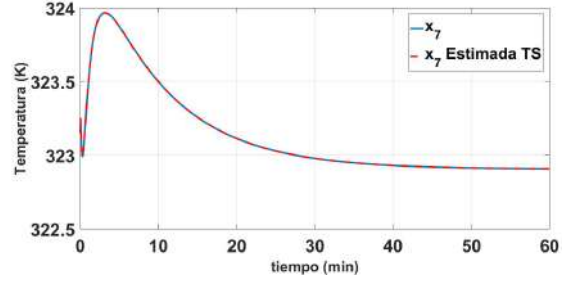


Figura 2. Temperatura del modelo no lineal vs TS.

El modelo Takagi-Sugeno converge al modelo no lineal, como se observa en las figuras 1 y 2, también se confirma con el error cuadrático medio (ECM) que es el promedio de los errores al cuadrado, mostrado en la tabla 3.

Tabla 3. Error cuadrático medio del sistema no lineal vs TS

	ECM
x_1	$3,6497 \times 10^{-8}$
x_2	$2,0478 \times 10^{-8}$
x_3	$9,6153 \times 10^{-9}$
x_4	$7,7459 \times 10^{-8}$
x_5	$7,7459 \times 10^{-8}$
x_6	$3,2467 \times 10^{-9}$
x_7	$1,7859 \times 10^{-8}$

3. OBSERVADOR POR MODOS DESLIZANTES

El observador que propone (Akhenak et al., 2009) presenta la siguiente forma:

$$\dot{\hat{x}} = \sum_{i=1}^m w_i(z)(A_i \hat{x} + B_i u + G_i(y - \hat{y}) + v_i + \alpha_i) \quad (28)$$

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^m w_i(z) C_i \hat{x} \quad (29)$$

Donde $x(t) \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estados, $u(t) \in \mathbb{R}^m$ es el vector de entrada, $y(t) \in \mathbb{R}^q$ es el vector de salida,

El objetivo es determinar las ganancias de las matrices G_i y las variables $v_i(t)$ y $\alpha_i(t)$, para garantizar la convergencia asintótica de $\hat{x}(t)$ a $x(t)$.

Los estados del observador convergen asintóticamente a los estados del sistema Takagi-Sugeno, si existe una matriz simétrica definida positiva $P \in \mathbb{R}^{n \times n}$, matrices $W_i \in \mathbb{R}^{n \times q}$ y escalares positivos $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ que satisfagan a la desigualdad lineal matricial de la ecuación 30 para todos los modelos locales lineales del sistema TS:

$$\begin{pmatrix} A_i^T P + P A_i - C_i^T W_i^T - W_i C_i + \gamma I & P \\ P & -\beta_1 I \end{pmatrix} < 0 \quad (30)$$

$$\text{con } \gamma = \beta_2 \delta_i^2 + \beta_3.$$

Las ganancias G_i y los términos $v_i(t)$ y $\alpha_i(t)$ del observador están dadas por las siguientes ecuaciones donde r es el residuo:

si $r \neq 0$

$$v_i = \rho^2 \beta_3^{-1} \frac{\|PR_i\|^2}{2r^T r} P^{-1} \sum_{i=1}^m w_i C_i^T r \quad (31)$$

$$\alpha_i = \beta_1 (1 + \beta_4) \delta_i^2 \frac{\hat{x}^T \hat{x}}{2r^T r} P^{-1} \sum_{i=1}^m w_i C_i^T r \quad (32)$$

si $r = 0$

$$v_i = 0 \quad (33)$$

$$\alpha_i = 0 \quad (34)$$

La ganancia se calcula con:

$$G_i = P^{-1} W_i \quad (35)$$

La matriz R_i es de fallas en actuador que puedan ser que puedan ser modeladas como entradas desconocidas, δ_i es menor o igual a las incertidumbres paramétricas del modelo de la planta y ρ es menor o igual a las entradas desconocidas.

Para el observador de estados se utilizó la matriz de salida descrita a continuación.

$$C_i = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (36)$$

Las condiciones iniciales de simulación son [1 0 0 0 6 0 323.15] para el sistema y tienen los mismos valores para el observador.

Del observador en modos deslizantes se plantea la desigualdad lineal matricial 30, usando la herramienta Sedumi de Matlab, se encontró el valor de la matriz simétrica P , las ganancias G_i y las variables $v_i(t)$ y $\alpha_i(t)$.

En la figura 3 y 4 se muestra la estimación de los estados del sistema, las líneas punteadas son los estados estimados y se observa que siguen las trayectorias de las variables de estado del sistema no lineal, como se aprecia en la tabla 4 del error cuadrático medio.

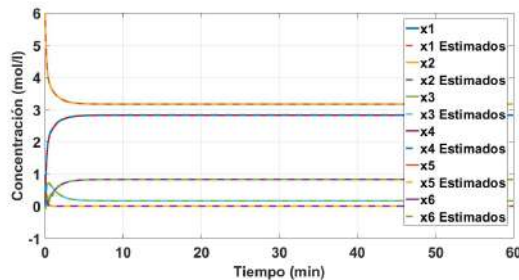


Figura 3. Concentraciones del modelo no lineal vs TS con observador.

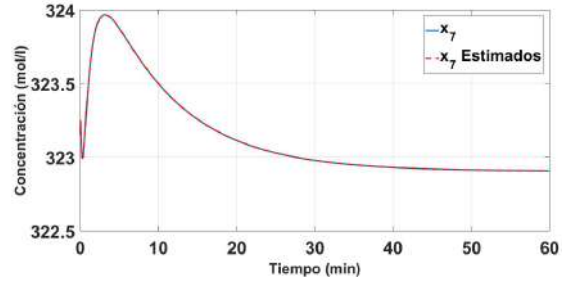


Figura 4. Concentraciones del modelo no lineal vs TS con observador.

Tabla 4. Error cuadrático medio del sistema no lineal vs TS con observador

	ECM
x_1	$9,7308 \times 10^{-8}$
x_2	$1,1395 \times 10^{-7}$
x_3	$1,0059 \times 10^{-6}$
x_4	$1,30629 \times 10^{-7}$
x_5	$1,3060 \times 10^{-7}$
x_6	$2,915 \times 10^{-4}$
x_7	$4,1030 \times 10^{-8}$

4. ESQUEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS

El diagnóstico de fallas es la determinación del tipo, tamaño, y ubicación de las fallas, así como su tiempo de detección (Isermann and Ballé, 1997). Una falla es una desviación de una propiedad característica de un sistema con respecto a las condiciones usuales (Verde, 2013).

Para el sistema de diagnóstico de fallas se desarrolló un banco de observadores bajo el esquema GOS (Generalized observer scheme), su objetivo es detectar fallas aditivas e intermitentes en los sensores de temperatura y pH, se realizó el diseño de cada uno de los tres observadores que conforman al banco de observadores mostrados en la figura 5 y se resolvió la desigualdad lineal matricial para cada caso, encontrando las matrices simétricas, las ganancias del observador y los términos variables.

En el caso del observador 3, cuando se comprueba la observabilidad se aprecia que el rango de la matriz de observabilidad no es igual al rango de la matriz del sistema que es 7 esto dificulta que nuestro observador converga con el sistema impidiendo realizar un diagnóstico de fallas con ese observador, así que se decidió emplear el observador 1 y 2 para el diagnóstico de fallas.

El residuo se obtiene con la ecuación 37.

$$r = \|y(t) - \hat{y}(t)\| \quad (37)$$

r =residuo

$u(t)$ =entradas al sistema

$y(t)$ =salida del sistema real

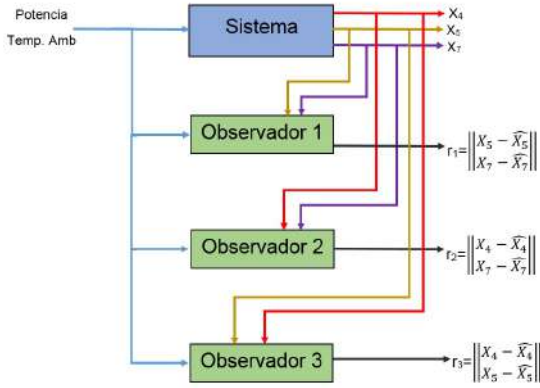


Figura 5. Diagrama de bloques para el diagnóstico de fallas.

$\hat{y}(t)$ =salida estimada por el observador

Al generar los residuos, el siguiente paso es su evaluación, en esta etapa se realizan las tomas de decisiones utilizando umbrales que son determinados comparando la diferencia entre la salida del sistema real y las estimadas, sin falla, eligiendo 0.2 para detectar fallas del 10 %.

Cuando la planta tiene algún efecto conocido se espera que el residuo sea igual a cero; sin embargo, con las incertidumbres en el modelado o ruido es muy difícil, los residuos serán distintos de cero todo el tiempo; se colocará ruido a la salida del sistema para simular estas desventajas y comprobar el funcionamiento del observador.

Un síntoma es un residuo el cual ya sea por su tamaño o comportamiento, está fuera de un umbral y son evaluados a partir de la ecuación 38:

$$S_i \begin{cases} 1, & |r_i| \geq \lambda, \forall t \geq 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \forall t \geq 0 \end{cases} \quad (38)$$

Donde S_i es el síntoma generado, λ es el umbral definido por el diseñador e i es el número de residuos (Pérez-Estrada et al., 2015).

Con los residuos se presenta una tabla de firma de fallas, es decir, una representación matricial booleana que indica la existencia de desviaciones en los residuos en donde 1 es la existencia de una falla y 0 la falta de ella.

Tabla 5. firma de fallas

	f_1	f_2	f_3
r_1	0	1	1
r_2	1	0	1

4.1 Simulación de falla intermitente

En la simulación se evalúa el desempeño del sistema de diagnóstico ante una falla intermitente del 10% en cada sensor, las señales de falla utilizadas son:

$$f_1(t) = \{0,283 \text{ para } 20 \leq t \leq 30, 40 \leq t \leq 50\} \quad (39)$$

$$f_2(t) = \{0,317 \text{ para } 20 \leq t \leq 30, 40 \leq t \leq 50\} \quad (40)$$

$$f_3(t) = \{32,28 \text{ para } 20 \leq t \leq 30, 40 \leq t \leq 50\} \quad (41)$$

Para producir una falla en el sensor de pH relacionado con el éster se utiliza la ecuación 39 y se obtiene la figura 6 en donde se observa cambios en el residuo, esto se debe a que el observador dos es alimentado con la salida del éster y la temperatura, esto lo hace sensible a fallas en el éster.

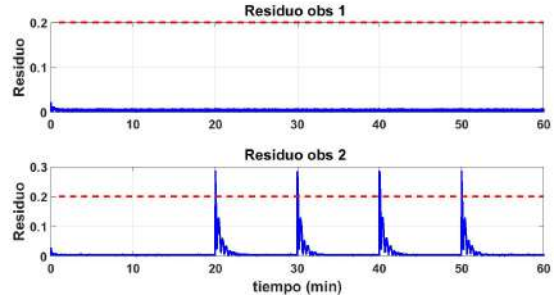


Figura 6. Residuos falla en pH-éster.

Si se aplica la señal de falla de la ecuación 40 en la salida del alcohol, se obtiene la gráfica mostrada en la figura 7.

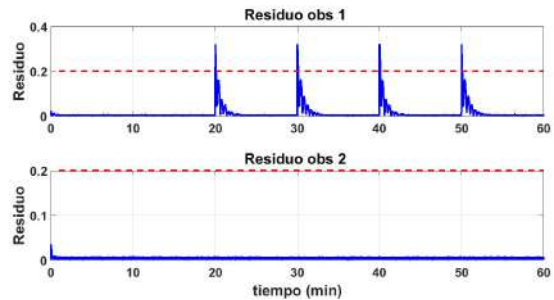


Figura 7. Residuos falla en pH-alcohol.

Se aprecia que el observador 1 detecta la falla, mientras que el observador 2 es insensible a ella, esta combinación nos permite saber en que sensor se esta llevando a cabo la falla, como se aprecia en la tabla 5.

Si se aplica la falla de la ecuación 41 en el sensor de temperatura, se aprecia que ambos observadores la detectan debido a que los dos son alimentados con la salida de la temperatura, esta combinación nos permite saber que

existe falla en este sensor.

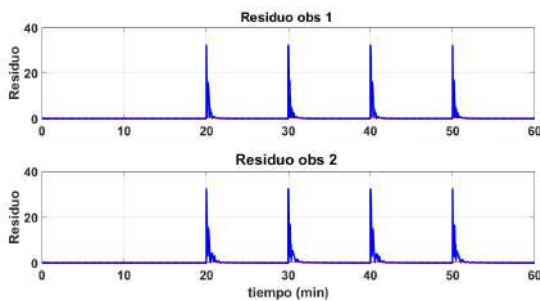


Figura 8. Residuos falla en sensor de temperatura.

5. CONCLUSIÓN

El sistema de diagnóstico y detección de fallas se obtuvo a partir de la aplicación de un esquema GOS con observadores en modos deslizantes aplicados al modelo TS. Se logró la detección y localización de las fallas en cada sensor gracias a la firma de falla que es diferente para cada sensor como se aprecia en las figuras 6, 7 y 8, de esta manera sabemos que sensor falla de acuerdo a su firma. La evaluación de la existencia de una falla se determina mediante un umbral, si el residuo sobrepasa el umbral se considera una falla, como trabajo futuro se propone utilizar datos reales extraídos de los sensores del reactor para realizar el diagnóstico y llevar a cabo el control.

REFERENCIAS

- Akhenak, A., Chadli, M., Ragot, J., and Maquin, D. (2009). Design of observers for takagi-sugeno fuzzy models for fault detection and isolation. *IFAC Proceedings Volumes*, 42, 1109 – 1114.
- Benkouider, A., Kessas, R., Yahiaoui, A., Buvat, J., and Guella, S. (2012). A hybrid approach to faults detection and diagnosis in batch and semi-batch reactors by using ekf and neural network classifier. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25(4), 694 – 702.
- Espino-Román, P., Olaguez-Torres, E., and Davizon-Castillo, Y.A. (2015). Análisis de la percepción del medio ambiente de los estudiantes de ingeniería en mecatrónica. *Formación universitaria*, 8, 45 – 54.
- Gomez-Peñate, S., A Zepeda-Hernández, J., López-Estrada, F.R., Osornio-Ríos, R., and Ríos Rojas, C. (2017). Diseño de un observador takagi-sugeno aplicado a un vehículo eléctrico.
- Isermann, R. and Ballé, P. (1997). Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5), 709 – 719.
- Juan, C.B., Vizcaíno Rodríguez, L., Lujan Godínez, R., and Ruiz Morales, M.d.R. (2016). Biocombustibles (energías renovables) utilizando residuos plásticos. *Revista de energía química y física*, 3(9), 1– 13.
- Noureddini, H. and Zhu, D. (1997). Kinetics of transesterification of soybean oil. *Journal of the American Oil Chemists' Society*, 74(11), 1457 – 1463.
- Ortega, F.A., Pérez, O.A., and López, E.A. (2015). Comparación del desempeño de estimadores de estado no lineales para determinar la concentración de biomasa y sustrato en un bioproceso. *Información Tecnológica*, 26, 35 – 44.
- Pérez-Estrada, A., Adam Medina, M., Astorga-Zaragoza, C., Rodríguez Jarquin, J., and Martínez Sibaja, A. (2015). Diagnóstico y aislamiento de fallas basado en observadores por modos deslizantes para un digestor anaerobio modelado en lqv ts.
- Verde, C. (2013). *Monitoreo y diagnóstico de fallas en sistemas dinámicos*.
- Zapata, B.Y.L., Medina, M.A., Álvarez Gutiérrez, P., de León, H.H., Beltrán, C.G., and Gordillo, R.M. (2018). Different approaches for the dynamic model for the production of biodiesel. *Chemical Engineering Research and Design*, 132, 536 – 550.